



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E MATEMÁTICA APLICADA
CURSO DE ESTATÍSTICA

JÚLIO CEZAR NUNES VIEIRA

PERFIL DAS INTERNAÇÕES POR USO DE CRACK EM UM HOSPITAL
DO SISTEMA ÚNICO DE SAÚDE EM FORTALEZA-CE, EM 2011.

FORTALEZA
2013

JÚLIO CEZAR NUNES VIEIRA

PERFIL DAS INTERNAÇÕES POR USO DE CRACK EM UM HOSPITAL
DO SISTEMA ÚNICO DE SAÚDE EM FORTALEZA-CE, EM 2011.

Monografia apresentada ao
Departamento de Estatística e
Matemática Aplicada, da
Universidade Federal do Ceará - UFC,
com requisito parcial para a obtenção
do título de Bacharel em Estatística.

Orientador : José Aílton Alencar Andrade

FORTALEZA
2013

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca do Curso de Matemática

V715p Vieira, Júlio Cezar Nunes
 Perfil das internações por uso de crack em um hospital do Sistema Único de Saúde em Fortaleza-CE em 2011 / Júlio Cezar Nunes Vieira. – 2013.
 50 f. : il. color., enc. ; 31 cm.

 Monografia (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências, Departamento de Estatística e Matemática Aplicada, Fortaleza, 2013.
 Orientação: Prof. Dr. José Aílton Alencar Andrade.

1. Cocaína crack. 2. Epidemiologia. 3. SUS. 4. Teoria bayesiana da decisão estatística. I. Título.

CDD 362.298

JÚLIO CEZAR NUNES VIEIRA

PERFIL DAS INTERNAÇÕES POR USO DE CRACK EM UM HOSPITAL
DO SISTEMA ÚNICO DE SAÚDE EM FORTALEZA-CE, EM 2011.

Monografia apresentada ao Curso de
Graduação da Universidade Federal do
Ceará - UFC, como requisito parcial à
obtenção do título de Bacharel em
Estatística.

Aprovada em...../...../.....

BANCA EXAMINADORA

José Aílton Alencar Andrade (Orientador) - UFC

Carlos Robson Bezerra de Medeiros - UFC

Rafael Bráz Azevedo Farias - UFC

*Dedico este trabalho aos meus pais, a
minha amada esposa e a todos que de
alguma forma contribuíram para meu
crescimento acadêmico.*

AGRADECIMENTOS

A Deus que guia meus passos e minha vida.

A minha esposa que me proporciona momentos maravilhosos, deixando a minha vida completa quando estou ao seu lado.

Aos meus pais e ao meu irmão que estão sempre me apoiando nos momentos pelos quais mais preciso.

Ao professor, José Aílton Alencar Andrade pela atenção, paciência e pelas oportunidades que me proporcionou para que eu pudesse crescer intelectualmente, sendo um amigo durante todo esse tempo de universidade.

Ao meu amigo Cícero Pereira de Souza que contribuiu na realização deste trabalho, me ajudando nas informações necessárias e me proporcionando novos ensinamentos.

À direção da instituição Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza pela liberação, facilitação e incentivo a minha conclusão da graduação.

Ao professor e amigo Prof. Dr. José Gomes Bezerra Filho, por todos os momentos de confiança, ajuda, compreensão, disponibilidade e, sobretudo, amizade.

E a todos os meus amigos que pude contar durante todo este tempo. A todos, que de alguma forma, contribuíram para o meu crescimento acadêmico e a construir os grandes momentos de minha vida.

RESUMO

O uso de substância psicoativas na atualidade é caracterizado como um grande desafio da Saúde Pública, sua amplitude e abrangência são percebidos nos veículos de comunicação, nas estatísticas ligadas na área de saúde, educação, segurança pública; em fóruns, debates com participação social, dentre outros. Atualmente, temos nos deparado com uma série de medidas, esforços, modelos de atenção, políticas que tem como objetivo a mudança deste cenário que ora se instalou no Brasil, acarretando grande impacto nos serviços ambulatoriais especializados para tratamento da dependência a partir do início dos anos 1990. O estudo em questão foi realizado por uma pesquisa na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza na qual o público alvo era os dependentes químicos que utilizaram/utilizam o crack. Tal pesquisa foi realizada por meio dos prontuários para uma amostra de 102 (cento e dois) indivíduos. Com um enfoque bayesiano, o estudo procura definir o perfil dos usuários, na qual o desfecho escolhido foi o tipo de internação (voluntário ou involuntário). Para traçar tal perfil foi utilizada a regressão logística para dados categóricos. Por termos que 98% dos indivíduos foram internados voluntariamente, fica inviável utilizar a Regressão Logística por meio da estatística clássica. Para modelar tais dados foi preciso utilizar a Estatística Bayesiana, na qual utiliza informação a priori para obter os resultados desejados. As informações necessárias para a modelagem dos dados foram retiradas do modelo de regressão logístico ajustado aos usuários de crack da Santa Casa de Misericórdia de Sobral, 2010. Dos pacientes atendidos na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza, 80,4% são do sexo masculino, na qual a 39,2% possuem entre 25 e 34 anos. Boa parte dos pacientes possui pelo menos o nível básico de ensino, 70,6%. O diagnóstico que predominou entre os pacientes foi o transtorno mental e comportamental por uso abusivo de múltiplas drogas, 76,5%, na qual mesmo com tal diagnóstico 71,6% dos pacientes compareceram a Unidade de Atendimento sozinhos. Apenas 54,9% concluíram o tratamento de desintoxicação e somente 18,6% foram encaminhados para o Centro de Atenção Psicossocial (CAPS) do seu devido bairro/regional. O estudo revela que homens, adultos jovens, com pouca escolaridade são fatores determinantes de usuários de crack, e prevalece o diagnóstico de transtorno mental e comportamental por uso abusivo de drogas.

Palavras-chave: Cocaína Crack. Epidemiologia. SUS. Teoria Bayesiana da decisão estatística.

ABSTRACT

The use of psychoactive substance at the present time is characterized as a major public health challenge, its breadth and comprehensiveness are perceived in the media, in the linked statistics in the area of health, education, public safety; in forums, discussions with social participation, among others. Currently, we have encountered a number of measures, efforts, warning templates, policies that aims to change this scenario well settled in Brazil, causing great impact on outpatient services specialized for addiction treatment from early 1990. The study in question was conducted by a research at the Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza in which the target audience was the drug addicts who used/use the crack. Such research was conducted through the records, to a sample of 102 (one hundred and two) individuals. With a Bayesian approach, the study seeks to define the users ' profile, in which the outcome chosen was the type of hospitalization (voluntary or involuntary). To outlining such a profile was used logistic regression for categorical data. For terms that 98% of individuals were admitted voluntarily, it is infeasible to use logistic regression by means of classical statistics. To model such data was necessary to use the Bayesian statistics, which uses a priori information to obtain the desired results. The information needed for the modeling of the data were taken from the logistic regression model adjusted to users of crack of Santa Casa de Misericórdia de Sobral, 2010. Of the patients seen at Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza, 80.4% are male, in which 39.2% have between 25 and 34 years. Most of the patients have at least the basic level of education, 70.6%. The diagnosis that predominated among patients was the mental and behavioural disorder by abuse of multiple drugs, 76.5%, in which even with such diagnosis 71.6% of patients attended the Service Unit alone. Only 54.9% completed treatment and detoxification only 18.6% were referred to the CAPS of its proper regional/district. The study shows that men, young adults with little education are determining factors of users of crack, and the diagnosis of mental and behavioral disorder by drug abuse.

Keywords: Crack cocaine. Epidemiology. SUS. Bayesian statistical decision theory.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – Curva Logística	19
FIGURA 2 - Distribuição por condição de chegada a Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza-CE	28
FIGURA 3 - Distribuição por condução a unidade hospitalar dos internados	29
FIGURA 4 - Distribuição de admissões em leitos da Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza-CE	30
FIGURA 5 - Distribuição do uso de álcool pelos usuários de crack, internados	31
FIGURA 6 - Distribuição do uso de maconha pelos usuários de crack	31
FIGURA 7 - Distribuição do uso de cocaína pelos usuários de crack	32
FIGURA 8 - Distribuição do uso de tabaco pelos usuários de crack	32
FIGURA 9 - Distribuição do uso de solventes pelos usuários de crack	33
FIGURA 10 - Curva ROC para os dados de Fortaleza	38
FIGURA 11 - Curva ROC para os dados de Fortaleza e Sobral	38

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Dados sóciodemográficos dos pacientes internados por uso de crack	26
TABELA 2 - Continuação. Dados sóciodemográficos dos pacientes internados por uso de crack	27
TABELA 3 - Conclusão. Dados sóciodemográficos dos pacientes internados por uso de crack	28
TABELA 4 - Distribuição dos tipos de diagnósticos iniciais de pacientes usuários de crack com indicação de internação	30
TABELA 5 - Dados relativos às internações por uso de crack	34
TABELA 6 – Estimativas do Modelo Logístico relativas às internações por uso de crack, Sobral	35
TABELA 7 – Informação a Priori especificada por modelo hierárquico bayesiano	36
TABELA 8 – Estimativas do Modelo Logístico relativas às internações por uso de crack, Fortaleza	36
TABELA 9 – Frequência, Percentagem, Razão de chances ajustada através de regressão logística da internação involuntária, Fortaleza	37
TABELA 10 – Probabilidade de Corte, Sensibilidade, Especificidade, Valor preditivo positivo, Valor preditivo negativo e Percentagem Global relativas ao Modelo de Regressão Logístico ajustado para as internações por uso de crack, Sobral	39
TABELA 11 – Resíduos Deviance relativos ao Modelo de Regressão Logístico ajustado para as internações por uso de crack, Fortaleza	39

LISTA DE SIGLAS

SUS – Sistema Único de Saúde

CAPS - Centro de Atenção Psicossocial

CEBRID - Centro Brasileiro de Informações sobre Drogas Psicotrópicas

SAMU – Serviço de Atendimento Móvel de Urgência

AIH – Autorização de Internação Hospitalar

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
2	OBJETIVOS	13
2.1	Objetivos Gerais	13
2.2	Objetivos Específicos	13
3	MODELOS DE REGRESSÃO LOGÍSTICA	14
3.1	Modelos Lineares Generalizados	14
3.2	Modelo de Regressão Logística	15
3.3	Modelo Matemático da Regressão Logística: coeficientes e suposições	17
3.4	Medidas de avaliação do modelo de Regressão Logística	20
3.4.1	<i>Likelihood Value</i>	20
3.4.2	<i>R-Quadrado</i>	21
3.4.3	<i>Teste Hosmer e Lemeshow</i>	21
4	MÉTODO BAYESIANO PARA REGRESSÃO LOGÍSTICA	21
4.1	Função de Verossimilhança	22
4.2	Distribuição a Priori	23
4.3	Distribuição a Posteriori	25
5	RESULTADOS	25
5.1	Características sociodemográficas dos internados por uso de crack	26
5.2	Caracterização das Condições Clínicas de usuários de crack	28
5.3	Tipologia e Descrição dos Internamentos	33
5.4	Estimativas obtidas através do Modelo de Regressão Logístico	35
6	CONCLUSÃO	40
	REFERÊNCIAS	42
	APÊNDICE A	45
	APÊNDICE B	45

1. INTRODUÇÃO

O uso de substância psicoativas na atualidade é caracterizado como um grande desafio da Saúde Pública, sua amplitude e abrangência são percebidos nos veículos de comunicação, nas estatísticas ligadas na área de saúde, educação, segurança pública; em fóruns, debates com participação social, dentre outros.

Atualmente, temos nos deparado com uma série de medidas, esforços, modelos de atenção, políticas que tem como objetivo a mudança deste cenário que ora se instalou no Brasil. Muito mais do que os danos ao organismo dos usuários que apropriam-se de tais substâncias, o presente estudo tem como enfoque o uso de crack, que gera grande impacto em toda sociedade, pelo seu padrão de consumo, formas de obtenção da droga e peculiaridades de seu tratamento.

O crack é uma droga, obtida a partir da pasta de folha de coca ou pasta básica (sulfato de cocaína) por meio da maceração ou pulverização com solvente (álcool, benzina, parafina e querosene), ácido sulfúrico e carbono de sódio. É uma forma impura de cocaína e não um subproduto, sendo consumida pela via pulmonar. A fumaça inalada pela queima da pedra de crack chega ao sistema nervoso central em segundos, devido a grande área de absorção pulmonar. Seu efeito de euforia é mais forte do que a cocaína, produz muita depressão após o uso, o que leva o usuário a utilizar novamente para compensar o mal-estar, provocando intensa dependência (Ribeiro e Laranjeira,2010). As alterações decorrentes do consumo de substâncias psicoativas são, em grande parte, reversíveis, apesar do processo de recuperação ser lento e prolongado o que possibilita recaídas e retornos aos comportamentos de consumo, tal consumo tem se expandido nos últimos anos em todo o país pelo seu grande lucro. O consumo de crack é um fenômeno recente, surgido há cerca de 25 anos nos Estados Unidos e há 20 anos no Brasil. Em alguns países europeus, o problema tornou-se relevante há pouco mais de cinco anos. Estudos qualitativos com usuários de crack começaram a ser publicados no início dos anos 1990, no Brasil. Estudos de acompanhamento dos dependentes só foram concluídos e divulgados a partir da segunda metade dos anos 2000.

Antes de 1989, os levantamentos epidemiológicos nacionais não detectavam a presença do crack. Em 1993, no entanto, o uso em vida atingiu 36% e, em 1997, 46%. No Brasil, cerca de 2% dos estudantes já usaram cocaína pelo menos uma vez na vida, e

0,2%, o crack. Os serviços ambulatoriais especializados para tratamento da dependência começaram a sentir o impacto do crescimento do consumo a partir do início dos anos 1990, quando, em alguns centros, a proporção de usuários de crack foi de 17% (1990) para 64% (1994).

O CEBRID realizou dois levantamentos nacionais sobre o consumo de drogas no Brasil, em 2001 e 2005, e detectou que o uso de crack aumentou de 0,4% para 0,7% nesse período. O maior aumento ocorreu na região sul, indo de 0,5% para 1,1% e, na região sudeste, de 0,4% para 0,8%. No nordeste houve aumento da percepção entre os entrevistados acerca da facilidade de se obter o crack: 19,9% em 2001 e 30,5% em 2005.

No ano de 2011, o Brasil perdeu apenas para os Estados Unidos em número de usuários de cocaína em pó e *crack*. Foram 2,8 milhões de consumidores no país, contra 4,1 milhões registrados pelo primeiro colocado, segundo a pesquisa do Instituto Nacional de Pesquisa de Políticas Públicas do Álcool e Outras Drogas (Inpad) da Universidade Federal de São Paulo (Unifesp) divulgada em 5 de setembro de 2012, na capital paulista. Quando as duas drogas são consideradas isoladamente, de acordo com a pesquisa, o Brasil é o maior mercado mundial do *crack* e o segundo maior de cocaína, tal informação pode ter relação com a facilidade de acesso, por se tratar de uma droga barata – com preço até cinco vezes mais baixo que no exterior. O consumo de crack e outros derivados de cocaína está mais concentrado no Nordeste, com 40% do total, de acordo com o segundo Levantamento Nacional de Álcool e Drogas (Lenad), da Universidade Federal de São Paulo (Unifesp).

No presente trabalho o perfil dos usuários de crack do município de Fortaleza, segundo o tipo de internação (voluntária ou involuntária), foi traçado utilizando Regressão Logística com embasamento em Inferência Bayesiana.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Analisar o perfil epidemiológico dos pacientes usuários de crack internados em leitos de um hospital geral na cidade de Fortaleza-CE, regulados pelo Sistema Único de Saúde, no ano de 2011.

2.2 Objetivos específicos

Caracterizar o perfil sociodemográfico e clínico de usuários de crack, internados em um hospital geral, no ano de 2011.

Estimar a frequência por tipo de internação psiquiátrica, devido o uso de crack.

3. MODELOS DE REGRESSÃO LOGÍSTICA

3.1 Modelos Lineares Generalizados

Antes de fazer a descrição dos Modelos de Regressão Logística será exposto os Modelos Lineares Generalizados, pois os Modelos de Regressão Logística são casos particulares de Modelos Lineares Generalizados para dados categorizados.

Nelder e Weddeburn (1972) (apud Cordeiro (1986)) propuseram uma teoria unificadora da modelagem estatística, e deram o nome de Modelos Lineares Generalizados (MLG). Um MLG é formado por três partes: uma componente aleatória, composta de uma variável aleatória Y , com n observações independentes, pertencente à família exponencial; uma componente sistemática, composta por variáveis preditoras e uma função de ligação, que se relaciona as componentes aleatórias e sistemática. Estas três partes serão descritas a seguir, segundo Cordeiro [1986]:

- Componente Aleatória

Considere um vetor $y = (y_1, \dots, y_n)'$ como realização das variáveis aleatórias $Y = (Y_1, \dots, Y_n)'$, independentemente distribuídas com médias $\mu = (\mu_1, \dots, \mu_n)'$ e função de probabilidade ou função densidade de probabilidade pertencente à família exponencial, ou seja,

$$f_Y(y|\theta) = \exp[c(\theta)T(y) + d(\theta) + S(y)]$$

onde $c(\cdot)$ e $d(\cdot)$ são funções reais de θ ; T e S são funções reais de y .

- Componente Sistemática

Considere a estrutura linear de um modelo de regressão

$$\eta = \beta X_i$$

onde $\eta = (\eta_1, \dots, \eta_n)'$, $\beta = (\beta_0, \dots, \beta_p)$ e $X_i = (1, X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip})'$ é

uma matriz modelo $n \times (p + 1)$ ($n > p + 1$) conhecida de posto $p + 1$. A função η dos parâmetros desconhecidos β , que devem ser estimados, chama-se preditor linear.

- Função de Ligação

As componentes aleatórias e sistemática relacionam-se através de uma função $f(\cdot)$, monótona e diferenciável, denominada de função de ligação que transforma μ_i em η_i , ou seja,

$$\eta_i = f(\mu_i) \Leftrightarrow \mu_i = f^{-1}(\eta_i), i = 1, \dots, n.$$

Algumas funções de ligação para dados categorizados:

Nome	Transformação*
<i>logit</i>	$\eta_i = \frac{\pi}{1 - \pi}$
<i>probit</i>	$\eta_i = \phi^{-1}(\pi)$
<i>complemento log-log</i>	$\eta_i = \log(-\log(1 - \pi))$

* π representa p_i , $i = 1, \dots, n$, na qual é uma probabilidade predita qualquer.

Neste trabalho a função de ligação utilizada será a *logit* que dá origem aos Modelos de Regressão Logística.

3.2 Modelo de Regressão Logística

A técnica da Regressão Logística foi desenvolvida por volta de 1960 em resposta ao desafio de realizar previsões ou explicar a ocorrência de determinados fenômenos quando a variável dependente fosse de natureza binária. Um dos primeiros estudos que mais contribuíram para conferir notoriedade a esse recurso da estatística multivariada foi o famoso Framingham Heart Study, realizado com a colaboração da Universidade de Boston, onde o principal objetivo dessa pesquisa foi identificar fatores

que concorrem para desencadear doenças cardiovasculares. Através da Regressão Logística, um rigoroso monitoramento para uma amostra de 5.209 indivíduos na faixa etária de 30 a 60 anos, acabou identificando diversos fatores de risco.

A referida técnica ajudou a mensurar a influência que cada um desses fatores exerce no desenvolvimento de doenças cardiovasculares, individualmente, e quando associados a algumas características pessoais, tais como cor, sexo, idade, elementos psicossociais etc. Segundo Hosmer e Lemeshow (1989), desde então a Regressão Logística tem se tornado o método-padrão na análise multivariada de dados em muitos ramos do conhecimento, especialmente na área médica, quando a variável dependente é dicotômica. Entretanto, mesmo que a Regressão Logística tenha surgido e se desenvolvido na medicina, a sua aplicação se expandiu rapidamente para outros campos para modelar relacionamentos entre uma variável dependente dicotômica e um conjunto de variáveis preditoras.

Em resumo a Regressão Logística se caracteriza como uma técnica estatística que permite estimar a probabilidade de ocorrência de determinado evento em face de um conjunto de variáveis explanatórias, além de auxiliar na classificação de objetos ou casos. É particularmente recomendada para as situações em que a variável dependente é de natureza dicotômica ou binária. Quanto às independentes, tanto podem ser categóricas como métricas.

3.3 Modelo Matemático da Regressão Logística: coeficientes e suposições

Uma das razões pelas quais o modelo linear torna-se inadequado para estimar probabilidades é o fato de a variável dependente poder assumir valor menor que zero e maior que um. Isso não se coaduna com uma relação de natureza logística, já que uma mesma mudança nos valores da variável independente pode produzir efeitos diferentes sobre a variável dependente, tudo vai depender de sua posição relativa. É certo que outros modelos de natureza não linear poderiam ser utilizados para representar esse tipo de relação. Contudo, salientamos que a Regressão Logística tem sido preferida, em função de suas propriedades e da relativa simplicidade operacional. Porém devido a dificuldades inerentes ao modelo linear, efetua-se uma transformação logística na variável dependente, este processo se divide em duas etapas. A primeira consiste em convertê-la numa razão de chance a segunda, em transformá-la numa variável de base logarítmica, pois assim evita-se a predição de valores menores que zero e maiores que um.

Inicialmente cada fenômeno tem uma probabilidade de ocorrer ou de assumir determinada característica, ficando claro que, a variável dependente só possa assumir duas posições, zero e um, torna-se necessário obter valores que possam ser interpretados em termos de probabilidade. Para isso converte-se a probabilidade associada a cada observação em *odds*, que representa a probabilidade de sucesso comparada com a de fracasso, expressada por:

$$Odds = \frac{P(sucesso)}{1 - P(sucesso)}$$

O segundo passo para à construção do modelo consiste em obter o logaritmo natural da razão de chance:

$$\ln\left(\frac{P(sucesso)}{1 - P(sucesso)}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki}$$

Observa-se que no lado esquerdo da equação anterior tem-se o logaritmo natural da razão de chance, no direito as variáveis independentes (categóricas ou métricas) e os coeficientes do modelo ($\beta_0 + \beta_1 + \dots + \beta_k$), que expressam mudanças no log da razão de chances.

Uma vez que o modelo logístico tenha sido ajustado a um conjunto de dados, a *odds* estimada pode ser obtida com relativa facilidade. Utilizando exponencial na última expressão obtida, temos:

$$\left(\frac{P(\text{sucesso})}{1 - P(\text{sucesso})} \right) = e^{(b_0 + b_1 x_{1i} + b_2 x_{2i} + \dots + b_k x_{ki})}$$

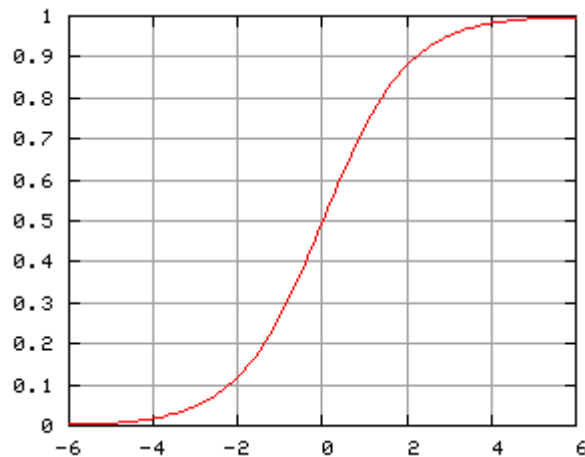
Então se a *odds* estiver devidamente estimada, chega-se ao objetivo final, que é identificar a probabilidade associada à ocorrência de determinado evento. Através do próprio conceito de chance e baseado na fórmula anterior, obtém-se a seguinte equação:

$$P(\text{evento}) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_k X_{ki})}}$$

Após identificar a equação que nos permite calcular a probabilidade relativa à ocorrência de determinado evento, apenas resta estimar seus coeficientes. No modelo linear simples cada coeficiente estimado mede a mudança que ocorrerá no valor da variável resposta para cada unidade de variação ocorrida na variável explicativa. Porém no modelo logístico o coeficiente está sujeito a diversas interpretações, o qual gera mudanças sobre a quantidade *logit* (logaritmo natural da razão de chance), sobre a própria *odds* e sobre as probabilidades. Analisando o logaritmo natural da *odds*, o efeito de cada coeficiente é semelhante ao efeito dos coeficientes do modelo linear simples. Contudo tal explicação pode expressar muito pouco sobre o impacto que uma variação qualquer pode exercer sobre a probabilidade associada a determinado evento. Uma segunda interpretação que pode ser utilizada se relaciona ao impacto de cada coeficiente sobre a própria razão de chance, onde esta é vista quando a constante matemática *e* passa a ser elevada ao coeficiente da variável independente, obtendo assim o valor exato deste impacto. Este conhecimento ajuda a entender a relação existente entre variável resposta e variável explicativa no modelo logístico, demonstrando que a variação de probabilidade é não linear.

Uma forma de visualizar melhor é através da curva da regressão logística, a qual descreve a relação existente entre a probabilidade de um determinado evento e um conjunto de variáveis preditoras.

FIGURA 1 – Curva logística



A curva da regressão logística (Figura 1) esboça as mudanças ocorridas na variável resposta, vale ressaltar que tais mudanças estão ligadas a estimação de probabilidades em que pressupõe ter um limite mínimo (0) e limite máximo (1). Estas mudanças sobre a variável resposta passam a ser cada vez menores a medida que os valores admitidos são menores, ou seja, quanto mais a probabilidade se aproxima de 0 ou 1, tornam-se necessárias mudanças cada vez mais expressivas na função logística. Na prática uma mesma mudança na variável preditora pode gerar impactos diferentes sobre a probabilidade.

Um dos motivos pelos quais a Regressão Logística tem sido utilizada é por realizar previsões referentes à variável dependente dicotômica e por conter um pequeno número de suposições. Certas restrições são contornadas, dentre as quais a homogeneidade de variância e a normalidade na distribuição dos erros (diferença entre valor observado e valor ajustado).

Entretanto, um ponto pouco tocado se diz pelo número de observações para se fazer uma boa inferência, um artifício utilizado é de se obter um número de observações trinta vezes a quantidade de parâmetros que se deseja estimar. Genericamente, pode-se afirmar que o modelo logístico possui dois objetivos: identificar a que grupo certos objetos, pessoas ou fenômenos pertencem e estimar a probabilidade de que eles possam

de enquadrar neste ou naquela categoria. Alguns fatores que a literatura tem mencionado devido ao grande êxito desta técnica são:

- Uma boa alternativa à análise discriminante, sobretudo quando o pesquisador se defronta com problemas relacionados a homogeneidade de variância;
- Requer um menor número de suposições iniciais;
- Admite variáveis independentes métricas e não métricas;
- Facilita a construção de modelos destinados à previsão de riscos;
- Os resultados da análise podem ser interpretados facilmente, dentre outros.

3.4 Medidas de avaliação do modelo de Regressão Logística

A necessidade de se adquirir um modelo logístico se fundamenta na procura por informações mais acuradas que as existentes sobre certo evento, entretanto nem sempre isto ocorre. Algumas estratégias são adotadas para avaliar se o modelo em questão contém as informações desejadas pelo pesquisador.

3.4.1 Likelihood Value

Trata-se de um indicador que busca aferir a capacidade de o modelo estimar a probabilidade associada à ocorrência de determinado evento. De uma forma geral, se a probabilidade máxima de um evento ocorrer é 1, então o nível ideal para o *Likelihood Value* é zero, ou seja, quanto mais próximo de zero maior o poder preditivo do modelo como um todo. Mesmo sendo de fácil interpretação, quando considerado de forma isolada, oferece pouca informação sobre a adequação do modelo. Uma forma utilizada para contornar este problema é comparando o *Likelihood Value* de um modelo inicial, somente contendo a constante, com o modelo contendo todas as variáveis independentes. Quanto maior for a diferença entre os dois indicadores, maior será o potencial dos coeficientes para estimar as probabilidades associadas à ocorrência de certo evento. Vale ressaltar, que o *Likelihood Value* serve também para verificar se o modelo melhora com a inclusão ou exclusão de alguma variável independente.

3.4.2 R-Quadrado

Esta medida não é idêntica ao famoso Coeficiente de Determinação da Regressão Linear, porém existem alguns indicadores que se assemelham, são os

chamados *Pseudos – R-Quadrado*, mais comumente usado é o R^2 *logit*, o qual expressa a variação percentual entre o *Likelihood Value* do modelo, que considera apenas constante, e o *Likelihood Value* que incorpora as variáveis explicativas. Neste caso o significado deste *R-Quadrado*, como citado anteriormente, é um pouco diferente daquele que se atribui ao coeficiente de determinação do modelo linear, ou seja, tal indicador apenas permite avaliar se o modelo melhora ou não a qualidade das predições. Outra espécie de pseudo- R^2 é o teste de *Cox-Snell R^2* , o qual é utilizado para comparar o desempenho de modelos concorrentes. Diante de duas equações logísticas válidas, é preferível apresentar o *Cox-Snell R^2* mais elevado. Tal indicador baseia-se no *Likelihood Value* e situa-se numa escala de 0 a 1, porém não chega ao seu limite superior (1). Por isso, Nagelkerke (1991) propôs um ajuste nesse índice para que ele pudesse chegar ao referido limite máximo, daí a existência do chamado teste de *Nagelkerke R^2* . Na prática, a única diferença está em se fazer mais compreensível que o Cox-Snell.

3.4.3 Teste Hosmer e Lemeshow

Este mecanismo facilita o julgamento do grau de acurácia do modelo logístico, em outras palavras, este indicador nada mais é que um teste *Qui-Quadrado* que consiste em dividir o número de observações em cerca de dez classes e, em seguida, comparar as frequências preditas com as observadas. A certo nível de significância, busca aceitar-se a hipótese de que não existem diferenças entre os valores preditos e observados.

4. MÉTODO BAYESIANO PARA REGRESSÃO LOGÍSTICA

A literatura disponível para modelos de regressão para dados binários é composta, em grande parte, por abordagens clássicas. Entretanto, como citam McInturff *et al.*(2004), abordagens bayesianas apresentam algumas vantagens em relação às clássicas, como a possibilidade de incluir informações *a priori* relevantes e a habilidade de fazer inferências que não dependem das suposições de grandes amostras (teoria assintótica). Vale ressaltar que a Metodologia Bayesiana considera os parâmetros de um modelo como variáveis aleatórias, diferentemente da Metodologia Clássica, que considera os parâmetros do modelo como fixos e sem nenhum conhecimento prévio dos mesmos. Segundo O'Hagan (1994) esta é a diferença fundamental entre as duas metodologias. Paralelo a isso, as abordagens

bayesianas têm se desenvolvido consideravelmente com o avanço das técnicas computacionais, como os métodos Monte Carlo. Uma revisão da abordagem bayesiana para modelos desse tipo de dados pode ser encontrada em Zellner e Rossi (1984).

4.1 Função de Verossimilhança

Considere os dados de regressão $y = (y_k, x_k)$, $k=1, \dots, n$ em que y_k 's representam a ocorrência de sucesso ($y_k=1$) ou fracasso ($y_k=0$) do elemento k com vetor de covariáveis x_k . Defina ϕ_k como a probabilidade de sucesso de um indivíduo com covariáveis x_k . Nesse contexto, a função de verossimilhança é dada por:

$$L(\phi | \mathbf{y}) = \prod_{k=1}^n (\phi_k)^{y_k} (1 - \phi_k)^{1-y_k} .$$

Através do método usual de analisar a relação entre a variável resposta e as covariáveis, Modelos Lineares Generalizados (GLM) (McCullagh e Nelder, 1989), tem-se: seja β o vetor de dimensão p de coeficientes da regressão, a função de ligação $g(\phi) = x'\beta$ especifica a relação entre a probabilidade de sucesso ϕ e o vetor de covariáveis x . Em geral, podemos adotar $g^{-1}(\cdot) = F(\cdot)$, onde $F(\cdot)$ é uma função de distribuição acumulada contínua com função densidade de probabilidade $f(\cdot)$. A escolha mais comum para $F(\cdot)$ é $F(x'\beta) = e^{x'\beta} / (1 + e^{x'\beta})$ característica do modelo logístico que se adotou nesse trabalho.

Assim, a função de verossimilhança para β é dada por:

$$L(\beta | \mathbf{y}) \propto \prod_{k=1}^n F(\mathbf{x}'_k \beta)^{y_k} [1 - F(\mathbf{x}'_k \beta)]^{1-y_k}$$

4.2 Distribuição a Priori

Muitos métodos para especificação da distribuição *a priori* dos coeficientes de regressão foram propostos. A abordagem padrão consiste em assumir uma distribuição normal ou difusa $\pi(\beta) = I$. Esse procedimento é adequado quando a amostra é grande, onde a distribuição *a posteriori* de β é normal. Zellner e Rossi (1984) apresentam uma boa discussão sobre o assunto. Sweeting (1981) utilizou distribuições *a priori* não informativas para avaliar uma classe de modelos mais gerais que os GLM, e West (1985) estendeu os resultados para os GLM utilizando distribuições *a priori* informativas normais para os coeficientes da regressão. Entretanto, como observam O'Hagan *et al.* (1990), é extremamente difícil especificar diretamente uma distribuição *a priori* para os coeficientes da regressão. Kadane *et al.* (1980) especificaram distribuição *a priori* para modelos de regressão linear elicitando informações a partir de distribuições preditivas de vários conjuntos de covariáveis.

Como Bedrick *et al.* (1996) observam, essa abordagem é interessante, mas é intratável para a maioria dos GLM. Oman (1985) sugeriu distribuições *a priori* para modelos lineares baseadas na informação dos vetores de médias de um conjunto de covariáveis especificadas. Essa abordagem está relacionada à de Bedrick *et al.* (1996) para aquele caso especial, mas não é facilmente generalizada.

Outra abordagem para modelos de regressão para dados binários consiste em avaliar a probabilidade de sucesso para vários valores das covariáveis ao invés de avaliar os coeficientes de regressão. Tsutakawa e Lin (1986) argumentam que elicitando informações sobre a probabilidade de sucesso é mais fácil do que sobre os coeficientes da regressão. Essa afirmação é especialmente verdadeira quando deseja-se testar mais de um modelo para os dados, como a regressão logística *vs.* regressão probito: os coeficientes para esses dois modelos requerem informações diferentes, pois têm interpretações diferentes. Esse inconveniente não ocorre se elicitando informações sobre as probabilidades, pois as distribuições *a priori* para os coeficientes de cada regressão podem ser induzidas a partir dessas informações. Nesse sentido, para problemas com uma única variável preditora, Tsutakawa (1975), Tsutakawa e Lin (1986) e Grieve (1988) utilizaram distribuição *a priori* conjunta para duas probabilidades de sucesso (distribuições marginais *a priori* Beta independentes) para induzir a distribuição *a priori* bivariada de β .

Bedrick *et al.* (1996) estenderam os trabalhos de Tsutakawa para os GLM com mais de uma covariável. Os autores propõem avaliar informações *a priori* em p locações do espaço das variáveis preditoras e então especificar uma distribuição *a priori* para a média das observações condicionada a cada locação. Note que $\tilde{\phi}_j = E(\tilde{y}_j | \tilde{x}_j)$ é a probabilidade de sucesso para uma possível observação \tilde{y}_j com vetor de covariáveis \tilde{x}_j , $j=1, \dots, p$. Essas distribuições são conhecidas como CMP's (*Conditional Means Priors*). Assim tem-se que os p vetores de covariáveis \tilde{x}_j são linearmente independentes.

É conveniente, embora não seja teoricamente necessário, especificar que, independentemente a distribuição a priori de $\tilde{\phi}_j \sim \text{Beta}(a_{1j}, a_{2j})$. Consequentemente, a distribuição a priori de $\tilde{\phi} = (\tilde{\phi}_1, \dots, \tilde{\phi}_p)'$ (CMP) é :

$$\pi(\tilde{\phi}) = \prod_{j=1}^p \pi(\tilde{\phi}_j) \propto \prod_{j=1}^p \tilde{\phi}_j^{a_{1j}-1} (1-\tilde{\phi}_j)^{a_{2j}-1}.$$

Na prática, estudos anteriores ou o conhecimento do pesquisador sobre o fenômeno pode indiretamente auxiliar na determinação dos parâmetros das distribuições *a priori*.

A partir da CMP (distribuição a priori de $\tilde{\phi}$), a distribuição *a priori* para o vetor de coeficientes β é então induzida pelo método do jacobiano (maiores detalhes em Bedrick *et al.* (1996)). Assim:

$$\pi(\beta) \propto \prod_{j=1}^p F(\tilde{x}_j' \beta)^{a_{1j}-1} [1-F(\tilde{x}_j' \beta)]^{a_{2j}-1} f(\tilde{x}_j' \beta).$$

Sob modelo logístico, em que $f(\cdot) = F(\cdot)[1-F(\cdot)]$, tem se que:

$$\pi(\beta) \propto \prod_{j=1}^p F(\tilde{x}_j' \beta)^{a_{1j}} [1-F(\tilde{x}_j' \beta)]^{a_{2j}}$$

Como observam Bedrick et al (1996), se a distribuição a priori de $\tilde{\phi}$ é própria, então a distribuição *a posteriori* para β também é própria.

4.3 Distribuição a Posteriori

A partir da função de verossimilhança e da distribuição a priori, pode-se obter a seguinte distribuição *a posteriori* conjunta para os coeficientes do modelo:

$$\pi(\boldsymbol{\beta} | \mathbf{y}) \propto \prod_{i=1}^n F(\mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta})^{y_i} [1 - F(\mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta})]^{1-y_i} \prod_{j=1}^p F(\tilde{\mathbf{x}}'_j \boldsymbol{\beta})^{a_{1j}} [1 - F(\tilde{\mathbf{x}}'_j \boldsymbol{\beta})]^{a_{2j}}$$

A expressão acima não possui a forma fechada de uma distribuição conhecida, o que dificulta a aplicação de métodos numéricos para se estimar quantidades de interesse, como moda, média, variância e percentis *a posteriori*. Em tais situações, a análise bayesiana tem utilizado métodos de aproximação analítica de Laplace e de Monte Carlo. Gelman *et al.* (2004) apresentam uma boa revisão do assunto. Christensen (1997) argumenta que métodos Monte Carlo são preferidos aos métodos de aproximação de Laplace nos problemas de regressão porque, ao realizar muitas predições, apenas uma simulação Monte Carlo é necessária para obter todas as predições, enquanto o método de Laplace requer uma aproximação separada para cada predição.

5. RESULTADOS

Os resultados expostos baseiam-se em uma amostra de 102 internações decorrentes do uso de Crack em uma unidade psiquiátrica na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza-CE no ano de 2011. Esta unidade admite pacientes advindos através de demanda espontânea e também referenciada.

Para análise e apresentação dos resultados foram coletadas variáveis contidas nas autorizações de internação hospitalar (AIH), prontuários dos pacientes, fichas de encaminhamentos de outros estabelecimentos de saúde, contidos nos prontuários. Houve limitações quanto à análise de algumas variáveis de preenchimento não obrigatório, devido a ausência das mesmas em algumas fontes de coleta das informações.

Com o intuito de organizar os resultados obtidos dividiremos em categorias contendo: características sociodemográficas dos internados, caracterização das condições clínicas apresentadas no momento da internação, tipologia e descrição dos internamentos, tipos de internação e internação anterior com variáveis relacionadas e tempo de internação.

5.1 Características sociodemográficas dos internados por uso de crack

Como identificado, quanto ao sexo dos pacientes internados, 80,4% eram masculinos, 39,2% estavam na faixa etária de 25 a 34 anos, seguida a de 35 anos ou mais com 35,3 %; 91,2% são pardos (Tabela 1).

TABELA 1 - Dados sóciodemográficos dos pacientes internados por uso de crack, na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza-CE, 2011.

VARIÁVEIS	N	%
SEXO		
Masculino	82	80,4
Feminino	20	19,6
TOTAL	102	100
FAIXA ETÁRIA		
14 - 24	26	25,5
25 - 34	40	39,2
35 OU MAIS	36	35,3
TOTAL	102	100
VINCULO CONJUGAL		
Com Vínculo conjugal	25	24,5
Sem Vínculo conjugal	77	75,5
TOTAL	102	100
RAÇA/COR		
Parda	93	91,2
Branca	5	4,9
Preta	1	1,0
Ignorado	1	2,9
TOTAL	102	100

No concernente a escolaridade, dentre os que informaram 70,6% são alfabetizados e 63,7% cursaram até o ensino fundamental. O tipo de profissão dos pacientes é uma informação escassa nos registros; dos informados 21,6% tem profissão definida, vale ressaltar que a ocupação dos usuários no momento da internação não foi informada nos registros (Tabela 2).

TABELA 2 - Continuação. Dados sóciodemográficos dos pacientes internados por uso de crack, na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza-CE, 2011.

VARIÁVEIS	N	%
ESCOLARIDADE		
Ensino Médio	2	2,0
Ensino Fundamental	65	63,7
Não Alfabetizado	13	12,7
Ignorado	5	4,9
TOTAL	102	100
PROFISSÃO		
Profissão Definida	22	21,6
Ignorado	80	78,4
TOTAL	102	100

De acordo com a Tabela 3, os pacientes internados por uso de crack, eram em 92,2% residentes na cidade de Fortaleza, sendo que 7,8% residentes de outros municípios que compõe esta região.

Quanto ao tipo de residência, destaca-se que 79,4% tinham residência fixa, sendo a região mais prevalente a zona urbana com 97,1% (Tabela 3).

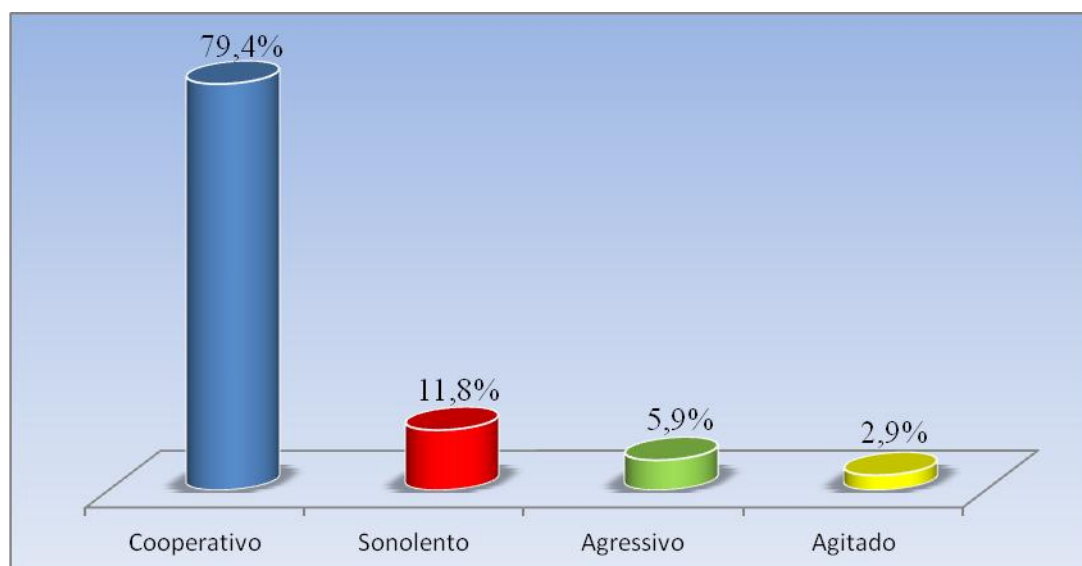
TABELA 3 - Conclusão. Dados sócio-demográficos dos pacientes internados por uso de crack, na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza-CE, 2011.

VARIÁVEIS	N	%
MUNICÍPIO DE RESIDÊNCIA		
Fortaleza	94	92,2
Outros	8	7,8
TOTAL	102	100
TIPO DE RESIDÊNCIA		
Residência fixa	81	79,4
Moradores de Rua	21	20,6
TOTAL	102	100
ÁREA DA RESIDÊNCIA		
Zona Urbana	99	97,1
Zona Rural	3	2,9
TOTAL	102	100

5.2 Caracterização das Condições Clínicas de usuários de crack

. Quanto as condições de admissão dos pacientes, 81% estavam cooperativos, 12% sonolentos, 6% mostravam-se agressivos e 3% estavam agitados ao chegarem ao hospital (Figura 2).

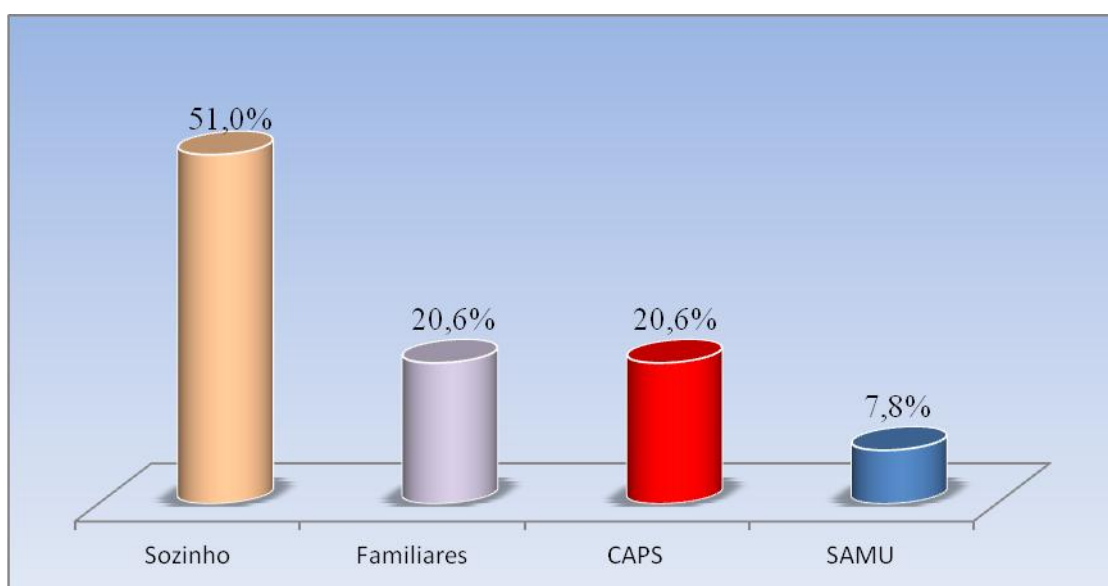
FIGURA 2 - Distribuição proporcional por condição de chegada a Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza-CE , para internação em unidade psiquiátrica do SUS, no ano de 2011.



Fonte: Dados da Pesquisa

Ao chegar a unidade hospitalar, dos 102 pacientes foi relatada sozinho em 51% das vezes, ou seja, usuários que procuram por internação hospitalar sem nenhum tipo de acompanhante. Seguidos de acompanhados por familiares e trazidos pelo CAPS em 20,6% e condução em ambulância em 7,8% (Figura 3).

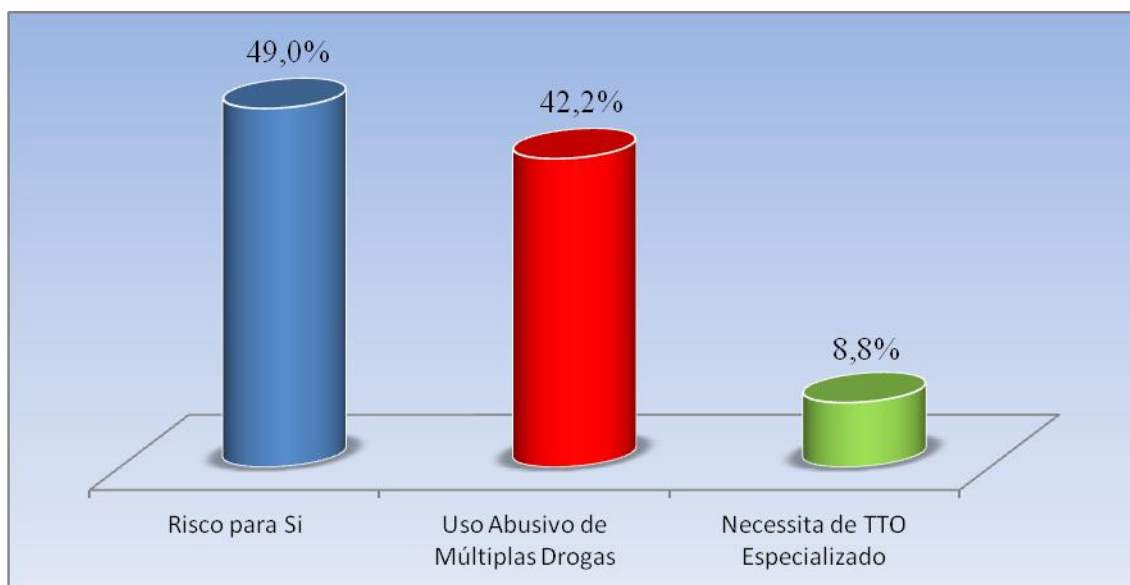
FIGURA 3 - Distribuição proporcional por condução a unidade hospitalar dos internados, por uso de crack, em leitos de unidade psiquiátrica na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza-CE, no ano de 2011.



Fonte: Dados da Pesquisa

Dentre os motivos que justificaram a indicação de internação hospitalar apresentados pelos usuários de crack, o risco para si, apresenta prevalência de 49,0%, o uso abusivo da droga, 42,2% e em situações que este risco envolve os usuários e terceiros foram observadas em 8,8% (Figura 4).

FIGURA 4 - Distribuição proporcional de admissões em leitos da Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza-CE por uso de crack segundo motivo de internação, no ano de 2011.



Fonte: Dados da Pesquisa

TABELA 4 - Distribuição dos tipos de diagnósticos iniciais de pacientes usuários de crack com indicação de internação. Fortaleza-CE, 2011.

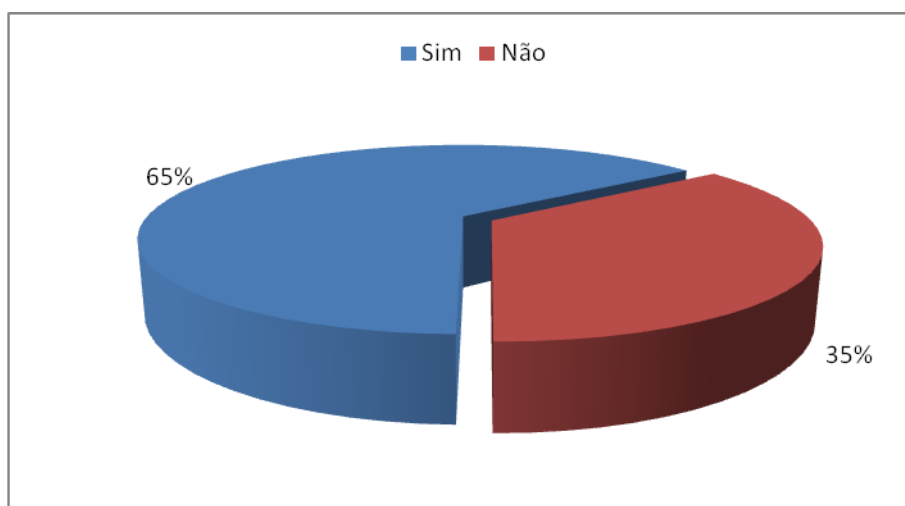
VARIÁVEL	N	%
DIAGNÓSTICO INICIAL		
Dependência de Múltiplas Drogas	20	19,6
Transtorno Mental e Comportamental por Uso Abusivo de Múltiplas Drogas	78	76,5
Intoxicação Aguda	4	3,9
TOTAL	102	100

No que corresponde as descrições médicas contidas nas AIH, o transtorno mental e comportamental por uso abusivo de múltiplas drogas (crack) ocorreu em 76,5% dos usuários, dependência de múltiplas drogas 19,6% e intoxicação aguda 3,9% (Tabela 4).

O estudo evidenciou prontuários de todos os pacientes internados, informações sobre a utilização de outras substâncias psicoativas concomitantes ao uso de crack. Encontramos que 65% tem registro de utilização de álcool (Figura 5), 52%

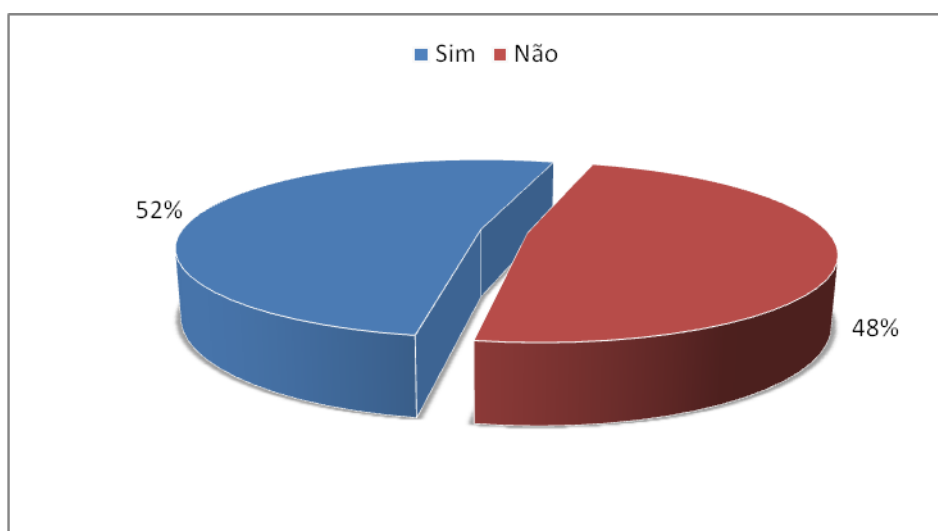
tem descrito o uso da maconha (Figura 6) e 32% usaram cocaína (Figura 7). A utilização de tabaco, 17% (Figura 8) e de solvente, 3% (Figura 9) também foi observada.

FIGURA 5 - Distribuição do uso de álcool pelos usuários de crack, internados, obtidos pelos registros de enfermagem e evolução médica na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza, no ano de 2011.



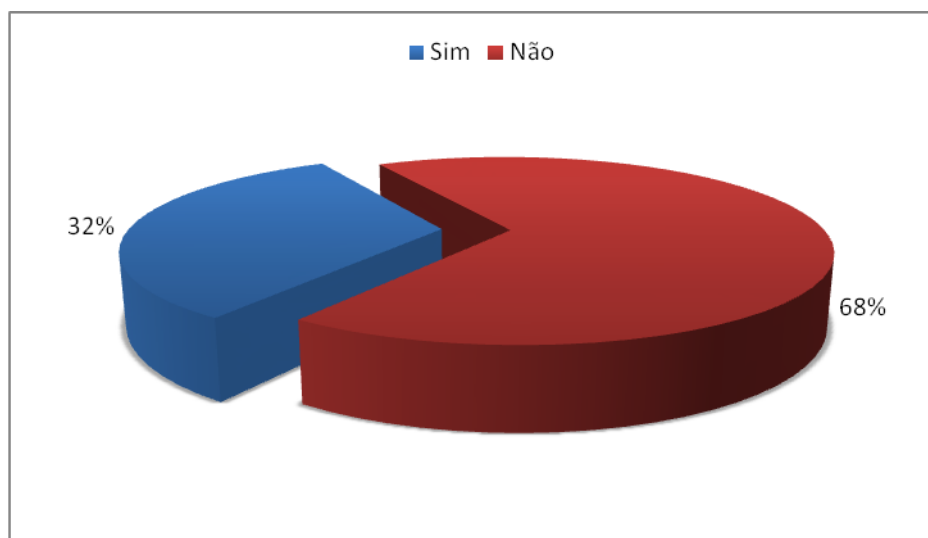
Fonte: Dados da Pesquisa

FIGURA 6 - Distribuição do uso de maconha pelos usuários de crack, internados, obtidos pelos registros de enfermagem e evolução médica na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza, no ano de 2011.



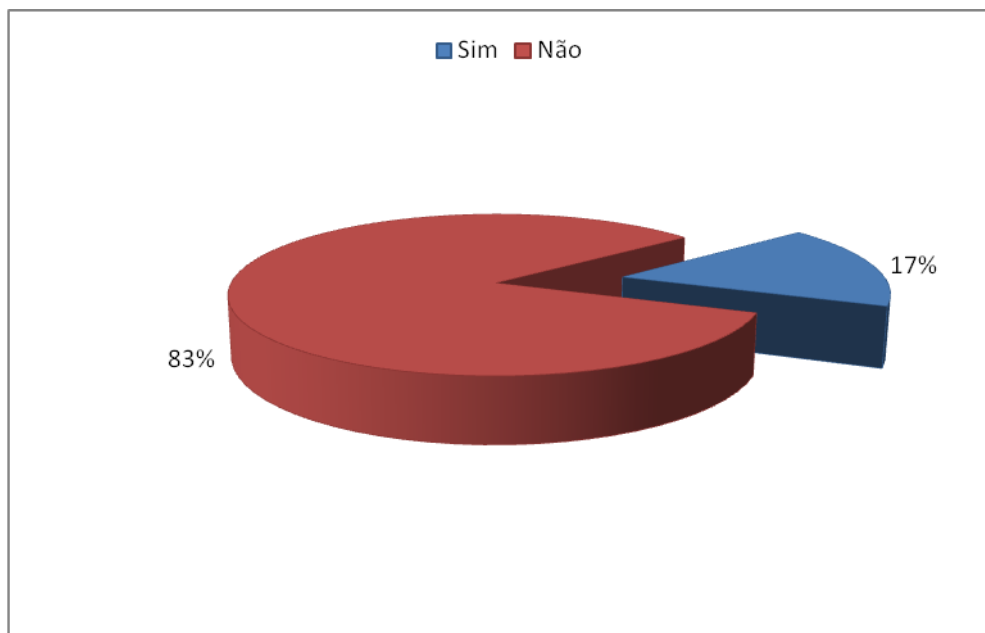
Fonte: Dados da Pesquisa

FIGURA 7 - Distribuição do uso de cocaína pelos usuários de crack, internados, obtidos pelos registros de enfermagem e evolução médica na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza, no ano de 2011.



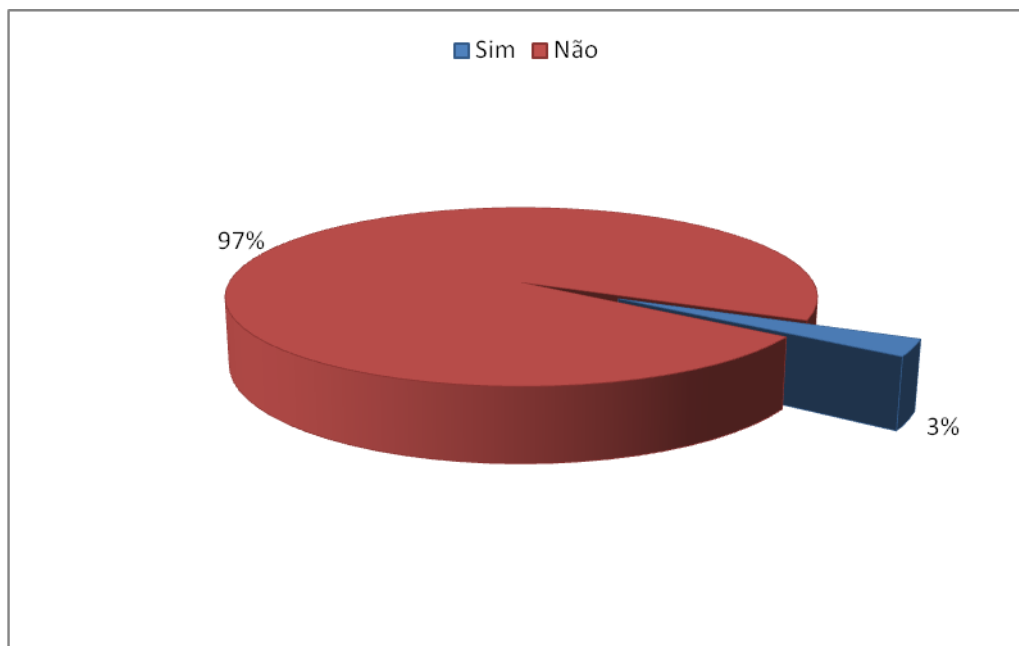
Fonte: Dados da Pesquisa

FIGURA 8 - Distribuição do uso de tabaco pelos usuários de crack, internados, obtidos pelos registros de enfermagem e evolução médica na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza, no ano de 2011.



Fonte: Dados da Pesquisa

FIGURA 9 - Distribuição do uso de solventes pelos usuários de crack, internados, obtidos pelos registros de enfermagem e evolução médica na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza, no ano de 2011.



Fonte: Dados da Pesquisa

5.3 Tipologia e Descrição dos Internamentos

Por internação voluntária, entende-se a procura do indivíduo pelo serviço com ou sem a presença de acompanhantes para realizar o tratamento. Tal condição foi observada em 98%, apenas 2% dos usuários não tem o desejo expresso de ficar no hospital, sua condição é que justifica esta internação, caracteriza-se como internação involuntária (Tabela 5).

TABELA 5 - Dados relativos às internações por uso de crack em unidade psiquiátrica da Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza, no ano de 2011.

VARIÁVEIS	N	%
TEMPO DE INTERNAÇÃO		
Baixa Permanência (1 a 5 dias)	28	27,5
Média Permanência (6 a 10 dias)	60	58,8
Alta Permanência (> 10 dias)	14	13,7
TOTAL	102	100
TIPO DE INTERNAÇÃO		
Voluntária	100	98,0
Involuntária	2	2,0
TOTAL	102	100
INTERNAÇÃO ANTERIOR		
Sim	47	46,1
Não	55	53,9
TOTAL	102	100
MOTIVO DA ALTA		
Alta Melhorada	56	54,9
Evasão/fuga	16	15,7
Alta a pedido	27	26,5
Transferência para outro serviço	3	2,9
TOTAL	102	100
ENCAMINHAMENTO POS ALTA		
CAPS AD	19	18,6
Outra Unid. Terapêutica	12	11,8
Ignorado	71	69,6
TOTAL	102	100
PRESENÇA DE ACOMPANHANTE		
Sim	29	28,4
Não	73	71,6
TOTAL	102	100

Segundo observado, o tempo de internamento até cinco dias, caracterizado neste estudo, como baixa permanência foi registrada em 27,5%, seguidos de seis a dez dias classificado como média permanência em 58,8% e acima de dez dias em 13,7%, alta permanência (Tabela 5).

Dos pacientes que foram internados por uso abusivo de crack, no ano de 2011, na Santa Casa de Misericórdia, 46,1% já haviam internamentos anteriores. Quando observado a necessidade da permanência na unidade para o tratamento hospitalar, 42,2% interromperam este processo (evasão/fuga em 15,7% e alta a pedido em 26,5%). O encaminhamento pós-alta para os que concluíram esta etapa de tratamento em 18,6% foram direcionados para acompanhamento no CAPS (Tabela 5).

5.4 Estimativas obtidas através do Modelo de Regressão Logístico

Utilizando como informação *a priori* as estimativas obtidas com o Modelo de Regressão Logística sobre o perfil dos usuários de crack de Sobral (Tabela 6), vale ressaltar que foi estabelecida a distribuição Normal para os parâmetros do modelo *a priori*, foi possível ajustar um Modelo de Regressão Logística referente ao perfil dos usuários de crack de Fortaleza. A análise dos dados para todos os casos foi efetuada utilizando-se os softwares OpenBUGS 3.2 e R 2.13. Para este caso, pode-se dizer que a informação *a priori* foi especificada por um modelo hierárquico bayesiano (Tabela 7).

TABELA 6 – Estimativas do Modelo Logístico relativas às internações por uso de crack em unidade psiquiátrica da Santa Casa de Misericórdia de Sobral, no ano de 2010. (Informação *a priori*)

Parâmetros	Estimativas	
	Média	Erro Padrão
β_0	-1,250	1,041
β_1	0,834	0,750
β_2	1,427	0,669
β_3	-0,796	0,977
β_4	1,576	1,060
β_5	0,415	1,141
β_6	-0,877	0,576

TABELA 7 – Informação a Priori especificada por modelo hierárquico bayesiano

Especificações	Especificação da priori β
$Y_i \sim \text{Bern}(p_i)$, em que: $p_i = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X1 + \beta_2 X2 + \beta_3 X3 + \beta_4 X4 + \beta_5 X5 + \beta_6 X6}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X1 + \beta_2 X2 + \beta_3 X3 + \beta_4 X4 + \beta_5 X5 + \beta_6 X6}}$ $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6)$	<ul style="list-style-type: none"> $\beta_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$ β_i's independentes, $p(\beta) = \prod_{i=0}^6 p(\beta_i)$ β_i's amostra de $p(\beta/\theta)$, com $\theta \sim (\mu, \tau^2)$, <p>onde $p(\beta/\theta) = \prod_{i=0}^6 p\left(\frac{\beta_i}{\theta}\right)$</p>

As variáveis que se enquadraram no perfil dos pacientes foram: Diagnóstico Inicial, Faixa Etária e Presença de Acompanhante, as quais obtiveram significância para o risco de internação involuntária no perfil dos pacientes de Sobral, ou seja, as mesmas variáveis foram utilizadas em ambos os estudos. Como informação *a posteriori*, obtemos as estimativas referentes ao modelo logístico dos pacientes de Fortaleza (Tabela 8).

TABELA 8 – Estimativas do Modelo Logístico relativas às internações por uso de crack em unidade psiquiátrica da Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza, no ano de 2011.

Parâmetros	Estimativas	
	Média	Erro Padrão
β_0	-3,159	0,6975
β_1	0,026	0,9083
β_2	-0,775	0,8017
β_3	-0,987	1,019
β_4	0,748	0,6661
β_5	-0,391	0,7305
β_6	0,267	0,8251

No concernente à faixa etária, quando comparado o intervalo de 35 anos ou mais com a idade de 14 a 24 anos, esta categoria tem maior risco para internação involuntária. O transtorno mental e comportamental por uso abusivo de múltiplas drogas é um fator associado ou potencial fator de risco para internação involuntária. A

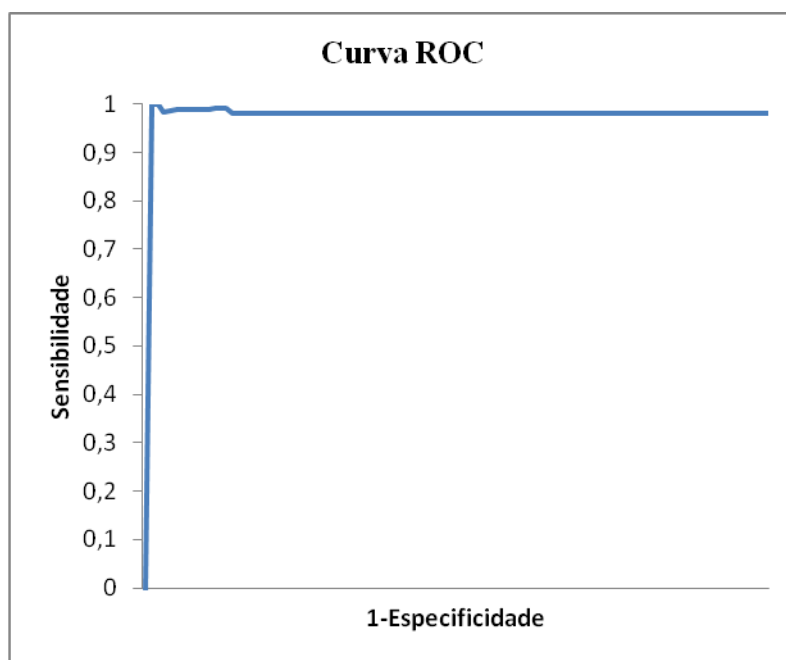
presença acompanhada no modelo justifica-se, por sustentar a odds na variável faixa etária (Tabela 9).

TABELA 9 – Frequência, Percentagem, Razão de chances ajustada através de regressão logística da internação involuntária em usuários de crack na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza, 2011.

Variáveis	Total		ODDS AJUSTADA	
	n	%	Valor	IC 95%
Faixa Etária				
14 - 24	26	25,4	2,63	(0,57 ; 7,80)
25 - 34	40	39,2	0,87	(0,16 ; 2,83)
35 ou mais	36	35,3	1	-
Diagnostico inicial				
Transtorno mental e comportamental por uso abusivo de múltiplas drogas	78	76,5	1,54	(0,17 ; 6,09)
Intoxicação Aguda	4	3,9	0,65	(0,10 ; 2,22)
Dependência de múltiplas drogas	20	19,6	0,60	(0,05 ; 2,75)
Presença acompanhada				
Não	73	71,6	1,85	(0,26 ; 6,58)
Sim	29	28,4	1	-

Ao se realizar o teste de bondade do ajuste para o modelo logístico, obteve-se que o modelo identifica com maior precisão os usuários de crack que tiveram internação involuntária, tal informação está agregada ao valor preditivo positivo do modelo logístico dos pacientes de Sobral, vale ressaltar que a probabilidade de corte onde o modelo passa a ter tamanha precisão se faz presente no ponto 0,8, ou seja, na qual a sensibilidade mais especificidade é máxima. Este ponto de corte será usado para decidir se um paciente tem perfil para internação voluntaria ou involuntária (Tabela 10). O referido teste é graficamente representado pela curva ROC (Figura 10), também é exposto a curva ROC para os dados conjuntamente , Fortaleza e Sobral (Figura 11). Os *resíduos deviance* do modelo logístico foram analisados e obteve-se que o modelo em questão foi bem ajustado (Tabela 10).

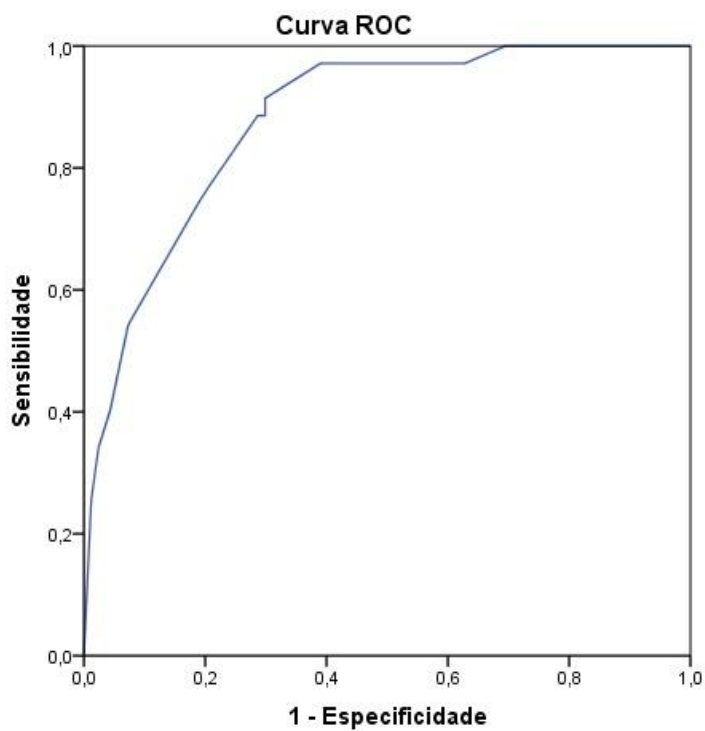
FIGURA 10 - Curva ROC para os dados de Fortaleza.



Fonte: Dados da Pesquisa

Área abaixo da curva = 0,778 IC 95% [0,462;1,000]

Figura 11 - Curva ROC para os dados de Fortaleza e Sobral.



Fonte: Dados da Pesquisa

Área abaixo da curva: 0,879 IC 95% [0,824 ; 0,935]

TABELA 10 – Probabilidade de Corte, Sensibilidade, Especificidade, Valor preditivo positivo, Valor preditivo negativo e Percentagem Global relativas ao Modelo de Regressão Logístico ajustado para as internações por uso de crack em unidade psiquiátrica da Santa Casa de Misericórdia de Sobral, no ano de 2010.

Probabilidade de Corte	Sensibilidade	Especificidade	VPP	VPN	Percentagem Global
0,5	0,771	0,630	84%	52%	73,20%
0,6	0,75	0,667	89%	42%	73,20%
0,7	0,741	0,750	94%	36%	74,20%
0,8	0,721	0,818	97%	27%	73,20%

TABELA 11 – Resíduos Deviance relativos ao Modelo de Regressão Logístico ajustado para as internações por uso de crack em unidade psiquiátrica da Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza, no ano de 2011.

Resíduo Deviance	Soma do Quadrado dos Resíduos	Teste Qui-Quadrado*
0,000		
0,306		
0,233		
0,296		
0,191		
0,000		$(\chi^2_8 > 10,1722) = 0,95$
0,798		
1,009	10,1722	
0,326		
0,751		
1,187		
1,092		
0,833		
1,810		
1,002		

* O teste qui-quadrado utilizou 8 graus de liberdade com nível de significância de 5%.

6. CONCLUSÃO

Consoante o estudo revelou, que os usuários de crack, internados na Santa Casa de Misericórdia de Fortaleza-CE são em sua maioria do sexo masculino, pardos, considerados adultos jovens (25 a 34 anos) com ensino fundamental e profissão indefinida; não possuem vínculo conjugal, moram em residência fixa, na zona urbana da cidade de Fortaleza.

Ademais se destaca que, quando admitidos no hospital, muitos estavam cooperativos, sem qualquer acompanhante, o motivo que justificou a internação foi o risco para si e o diagnóstico mais frequente foi transtorno mental e comportamental por uso abusivo de múltiplas drogas. Foi descrito o uso de álcool, maconha, solvente, tabaco e cocaína concomitante ao crack.

Também como observado, relativo a tipologia das internações, 98% foram voluntárias e 2% involuntárias, não foi observado internação compulsória no período, entre os sujeitos da pesquisa. O tempo de internação de 4 a 8 dias foi recorrente, considerado média permanência hospitalar. Tiveram seu tratamento na unidade encerrado por alta melhorada, sendo que poucos (18,6%) obtiveram encaminhamento para CAPS AD pós-internação.

O tempo de internação hospitalar dos usuários de crack diferiu em relação a idade, número de profissionais envolvidos na assistência e ocupação. Os aumentos da idade e do número de profissionais são possíveis fatores de proteção para maior tempo de internação, já o fato do paciente não está ocupado, demonstrou-se como fator de risco. Informação importante para destacar o quão se faz necessária a reinserção social dos usuários, através do fortalecimento das habilidades sociais, para combater o ócio e oportunizar novas perspectivas na vida dos mesmos.

Quando se observou a influência de profissionais específicos no tempo em que estes usuários se mantêm no hospital, tivemos indícios que a presença dos mesmos influenciam no tempo dessa internação. Entretanto, não é possível dimensionar por meio desse estudo, toda complexidade dessa informação devido às limitações da amostra. Todavia, esses resultados servem para sinalizar a necessidade de pesquisas

com esse enfoque para fortalecer a importância de um trabalho multiprofissional e como deve ser composta esta equipe.

Conforme se percebeu, o histórico de internações anteriores foi presente em 46,1% dos pacientes. Esse fato aponta para a importância de outras pesquisas mais abrangentes que possam identificar possíveis relações com a ocorrência de tratamentos hospitalares recorrentes.

Apesar da limitação do estudo através de dados secundários, pôde-se observar, pela leitura dos prontuários e documentos anexos que os usuários de crack procuram por este tipo de tratamento decorrente do sofrimento e das consequências que o crack acarreta em suas vidas e a esperança de que a situação difícil que estão vivendo possa ser minimizada.

A título de conclusão e baseados nos resultados expostos, alerta-se: surge uma discussão mais aprofundada sobre o tratamento de usuários de droga através da internação hospitalar; a tipologia dessa internação, acompanhamento dos usuários pós-alta e quais os fatores estão influenciando nas internações recorrentes; o papel da assistência multiprofissional deve ser encorajado nas políticas públicas voltadas para esta área de atenção como garantia de um tratamento direcionado; ações de sensibilização sobre as drogas lícitas e ilícitas devem ser intensificadas.

É válido que, atualmente, existam programas e projetos de incentivo financeiro para implantação de enfermarias psiquiátricas em hospitais gerais para garantir o acesso ao tratamento para os usuários de drogas, contudo faz-se necessário, investigar como se dá essa pactuação, a compreensão dos gestores de hospitais gerais sobre a viabilidade dessas internações e possíveis desafios.

REFERÊNCIAS

- ANDERSON, R.E; et al. *Análise multivariada de dados*. 6º ed. São Paulo: Editora Artmed,2009.
- AB – Agência Brasil. Disponível em: < <http://agenciabrasil.ebc.com.br/noticia/2012-09-05/brasil-perde-apenas-para-estados-unidos-em-usuarios-de-cocaina-e-crack.html> >. Acesso em: 16 de junho de 2013.
- BUSSAB, W.O. *Estatística básica*. 6ª ed. São Paulo: Editora Saraiva, 2010.
- BEDRICK, E. J.; CHRISTENSEN, R.; JOHNSON, W. (1996) A new perspective on priors for generalized linear Models. *Journal of the American Statistical Association*, v. 91, p. 1450-1460, 1996.
- CASELLA, G; BERGER, R.L; *Statistical inference*. 2nd ed. Australia: Thomson Learning, 2001.
- CHRISTENSEN, R. Log-linear models and logistic regression. 2nd ed. New York: Springer, 1997.
- COSTA, L. et al. *Análise de internamentos psiquiátricos de rede hospitalar pública, contratada e conveniada pelo Sistema único de Saúde do Ceará*. Aracatiçu: Centro de Atenção Psicossocial de Aracati, 1997.
- CORDEIRO, G. M. Modelos lineares generalizados. In: SINAPE, 7., 1986, Campinas. *Resumos...* Campinas: ABE, 1986.
- CORRAR, L. J. ; PAULO, E. ; DIAS FILHO, J. M. *Análise multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia*. São Paulo, SP: Atlas, 2007
- GELMAN, A. et al. *Bayesian data analysis*. 2nd ed. New York: Chapman and Hall, 2004.
- GRIEVE, A. P. A Bayesian approach to the analysis of LD50 experiments. In: BERNARDO, J. M. S. et al. *Bayesian statistics*. 3rd ed. Oxford: Oxford University Press.1988. p. 617-630.
- G1 – Globo, Ciência e Saúde. Disponível em: < <http://g1.globo.com/ciencia-e-saude/noticia/2012/09/nordeste-concentra-40-do-consumo-de-crack-no-brasil-aponta-estudo.html> >. Acesso em: 16 de junho de 2013.
- INPAD – Instituto Nacional da Ciência e Tecnologia para Políticas Públicas do Álcool e Outras Drogas. Disponível em: < <http://inpad.org.br/lenad/cocaina-e-crack/resultados-preliminares/> >. Acesso em: 16 de junho de 2013.
- KADANE, J. B. et al. Interactive elicitation of opinion for a normal linear model. *Journal of the American Statistical Association*, v. 75, p. 845-854, 1980.

LARANJEIRA, R. et al. *O tratamento do usuário de crack*. 2. ed. Porto Alegre: Artmed, 2012.

MCCULLAGH, P. E NELDER, J. A. *Generalized linear models*. 2nd ed. London: Chapman and Hall, 1989.

MCINTURFF, P. et al. Modeling risk when binary outcomes are subject to error. *Statistics in Medicine*, v. 23, p. 1095-1109, 2004.

MONTGOMERY, D. C. ; RUNGER, G. C. *Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros*. 2. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2003.

NAGELKERKE, N. J. D. A note on a general definition of the coefficient of determination. *Biometrika*, v. 78, p. 691-692, 1991.

NELDER, J. A.; WEDDERBURN, R. W. M. Generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society*. Serie A, London, v. 135, n.3, p.370-84, 1972.

OMAN, S. D. Specifying a prior distribution in structured regression problems. *Journal of the American Statistical Association*, v. 80, p. 190-195, 1985.

O'HAGAN, A.; WOODWARD, E. G.; MOODALEY, L. C. Practical bayesian analysis of a simple logistic regression: predicting corneal transplants. *Statistics in Medicine*, v. 9, 1091-1101, 1990.

O'HAGAN, A. Bayesian inference. In: KENDALL, M. G. Kendall's advanced theory of statistics. London: Edward Arnold, 1994. Volume 2B

PAULINO, C. D; TURKMAN, M.A.A. *Estatística bayesiana*. Lisboa; Fundação Calouste Gulbenkian, 2003.

RIBEIRO, M. E.; LARANJEIRA, R. (Org.). *O tratamento do usuário de crack*. São Paulo: Casa Leitura Médica, 2010.

Revista IDEIAS. Disponível em: < <http://revistaideias.com.br/ideias/materia/crack-ao-alcance-de-todos.html> >. Acesso em: 16 de junho de 2013.

R7 Notícias. Disponível em: < <http://noticias.r7.com/saude/noticias/numero-de-usuarios-de-crack-no-paisultrapassa-1-milhao-diz-especialista-20100505.html> >. Acesso em: 16 de junho de 2013.

SWEETING, T. Scale parameters: a bayesian treatment. *Journal of the Royal Statistical Society*, Ser. B, v. 43, p. 333-338, 1981.

TSUTAKAWA, R. K.; LIN, H. Y. Bayesian estimation of item response curves. *Psychometrika*, v. 51, p. 251-267, 1986.

TSUTAKAWA, R. K. *Bayesian inference for bioassay*. Technical Report 52. Columbia: University of Missouri, 1975.

ÚLTIMO SEGUNDO, Brasil. Disponível em: <
<http://ultimosegundo.ig.com.br/brasil/2012-09-05/brasil-e-o-maior-mercado-consumidor-de-crack-do-mundo-aponta-estudo.html> >. Acesso em: 17 de junho de 2013.

WEST, M. *Generalized linear models: scale parameters, outlier accommodation and prior distributions*. In: Bernardo, J. M. et al. *Bayesian Statistics*. 2nd ed. Amsterdam: North-Holland, 1985.

ZELLNER, A.; ROSSI, P.E. Bayesian analysis of dichotomous quantal response models. *Journal of Econometrics*, v. 25, p. 365-393, 1984.

APÊNDICE A - FORMULARIO PARA COLETA DE DADOS

Perfil dos Usuários de Crack em Tratamento Hospitalar no Estado do Ceará

Pesquisa financiada pelo CNPq (edital 41/2010)

FORMULÁRIO I

Nº _____

1. DADOS SOCIODEMOGRÁFICOS

* Identificação _____	
* Data de Nascimento ___/___/___ <input type="checkbox"/> Ignorado	* Idade: _____ <input type="checkbox"/> Ignorado
* Naturalidade: _____ * Município de Residência: _____	
* Logradouro: _____	
* Bairro: _____	* Número _____ * CEP: _____
* Local de Residência: <input type="checkbox"/> 1- Casa ou apartamento 2- Abrigos/Albergues	
3 - Morador em situação de rua 4 - Outros _____	
99- Ignorado	
* Zona: <input type="checkbox"/> 1- Urbana 2- Rural 99- Ignorado	
* Ocupação _____	* Sexo: <input type="checkbox"/> 1 – Masculino * Raça/Cor: <input type="checkbox"/> 1 – Branca 4 – Parda
	2 – Feminino 2 – Preta 5 – Indígena
	99 – Ignorado 3 – Amarela 99 – Ignorado
* Estado Civil: <input type="checkbox"/> 1- Casado 2- Solteiro	
3- União Consensual 4- Separado/desquitado/divorciado	
5- Viúvo 99- Ignorado	
* Escolaridade : <input type="checkbox"/> 1. Alfabetizado 2. Não Alfabetizado	
Se alfabetizado <input type="checkbox"/> 1-Ensino Fundamental I incompleto	
2 – Ensino Fundamental I completo 3 -Ensino Fundamental II incompleto	
4 –Ensino Fundamental II completo 5 – Ensino Médio Incompleto	
6 – Ensino Médio Completo 7 – Ensino Superior Incompleto	
8 – Ensino Superior Completo 99 – Ignorado	

2.DADOS RELATIVOS A INTERNAÇÃO

* Município: _____	* Data da Internação: ___/___/___
* Unidade Hospitalar: _____	* CID _____

* **Tipo de Internação:** 1. Voluntária 2. Involuntária 3. Compulsória

* **Internação anterior por uso de substâncias psicoativas:** 1. Sim 2. Não 99. Ignorado

* **Caso afirmativo, quantas internações** _____

* **Motivo da Internação:** _____

* **Diagnóstico Inicial:** _____

* **Conduzido à Unidade Hospitalar por:** 1 – Familiares 2 – CAPS 3 – SAMU
4 - Ambulância s/profissional de Saúde
5 – Ambulância c/profissional de Saúde
6 – Viatura Policial 7- Sozinho 99 – Ignorado

* **Internação com encaminhamento:** 1 – Sim 2 – Não 99 – Ignorado

* **Em caso afirmativo (1), qual unidade Referenciou:** 1- Centro de Saúde da Família 2- CAPS
3- Outra Unidade Hospitalar 4- SAMU
5 – Outros _____
99- Ignorado

* **Condições de Chegada ao Hospital:** 1- Sonolento 2 – Desacordado
3 – Cooperativo 4 - Agressivo
4- Outros _____ 99- Ignorado

* **Presença de acompanhante no momento da internação:** 1- Sim 2- Não 9- Ignorado

* **Tratamento anterior a internação:** 1- Sim 2- Não 9- Ignorado

* **Em caso afirmativo(1), onde fazia tratamento/acompanhamento:** 1- Centro de Saúde da Família
2 – Clínicas Particulares 3 – Comunidades Terapêuticas
4- Unidades de Desintoxicação 5- Grupos de Mútua ajuda
6 – Hospital-dia 7- CAPS
8 – Outros _____ 99 – Ignorado

* **Quais as drogas que fazia uso:** _____

* **Qual tipo de tratamento recebido:** _____

* **Tipo de Acompanhamento profissional recebido:** Médico/Clínico Enfermeiro
 Psiquiatras Psicólogos

<input type="checkbox"/> Terapeutas	<input type="checkbox"/> Assistentes Sociais	<input type="checkbox"/> Outros _____
*Tempo de Internação: _____ (dias)		*Data da Alta Hospitalar __/__/____/
*Motivo da Alta Hospitalar: <input type="checkbox"/>	1- Alta Melhorada	2 – Evasão/Fuga
	3 – Transferência para outro serviço	4 – Óbito
	5 – Outros _____	99 – Ignorado
* Encaminhamento Pós-Alta: _____		
_____ <input type="checkbox"/> 99 – Ignorado.		

